



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106333680 A

(43)申请公布日 2017. 01. 18

(21)申请号 201610843526.5

(22)申请日 2016.09.21

(71)申请人 广州视源电子科技股份有限公司

地址 510530 广东省广州市广州黄埔区云
埔四路6号

(72)发明人 赵巍 胡静 韩志

(74)专利代理机构 广州华进联合专利商标代理
有限公司 44224

代理人 潘桂生

(51) Int. Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

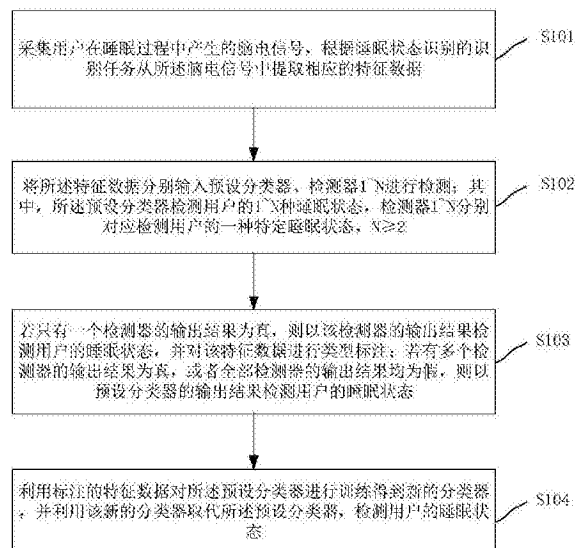
权利要求书3页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

基于多分类器融合的睡眠状态检测方法和系统

(57)摘要

本发明涉及一种基于多分类器融合的睡眠状态检测方法和系统,其中所述方法包括:采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号,根据睡眠状态识别的识别任务从脑电信号中提取相应的特征数据;将特征数据分别输入预设分类器、检测器1~N进行检测;若只有一个检测器的输出结果为真,则以该检测器的输出结果检测用户的睡眠状态,并对该特征数据进行类型标注;若有多个检测器的输出结果为真,或者全部检测器的输出结果均为假,则以预设分类器的输出结果检测用户的睡眠状态;利用标注的特征数据对所述预设分类器进行训练得到新的分类器,并利用该新的分类器取代所述预设分类器,检测用户的睡眠状态。本发明可以提高分类器的准确率,增强睡眠状态检测的准确性。



1. 一种基于多分类器融合的睡眠状态检测方法,其特征在于,包括:

采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号,根据睡眠状态识别的识别任务从所述脑电信号中提取相应的特征数据;

将所述特征数据分别输入预设分类器、检测器1~N进行检测;其中,所述预设分类器检测用户的1~N种睡眠状态,检测器1~N分别对应检测用户的一种特定睡眠状态, $N \geq 2$;

若只有一个检测器的输出结果为真,则以该检测器的输出结果检测用户的睡眠状态,并对该特征数据进行类型标注;若有多个检测器的输出结果为真,或者全部检测器的输出结果均为假,则以预设分类器的输出结果检测用户的睡眠状态;

利用标注的特征数据对所述预设分类器进行训练得到新的分类器,并利用该新的分类器取代所述预设分类器,检测用户的睡眠状态。

2. 根据权利要求1所述的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法,其特征在于,所述预设分类器用于检测用户是否处于1~N种睡眠状态中的任一种,输出结果为“睡眠状态1”“睡眠状态2”、……或“睡眠状态N”;

所述检测器1用于检测用户是否处于“睡眠状态1”的状态中,输出结果为“真”,反之则输出结果为“假”;

所述检测器2用于检测用户是否处于“睡眠状态2”的状态中,输出结果为“真”,反之则输出结果为“假”;

……

所述检测器N用于检测用户是否处于“睡眠状态N”的状态中,输出结果为“真”,反之则输出结果为“假”。

3. 根据权利要求1所述的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法,其特征在于,若检测器1~N的输出结果只有一个为“真”,其他检测器的输出结果均为“假”,则根据输出结果为“真”的检测器的输出结果检测用户的睡眠状态,将该检测器输出的特征数据的类型标注为相应的类型。

4. 根据权利要求1所述的基于脑电信号的睡眠状态识别模型训练方法,其特征在于,若检测器1~N的输出结果中多于一个检测器的输出结果为“真”,或检测器1~N的所有输出结果均为“假”,则根据预设分类器的输出结果检测用户的睡眠状态,且不对检测器输出的特征数据进行标注。

5. 根据权利要求1所述的基于多分类器融合的睡眠状态检测方法,其特征在于,利用标注的特征数据对所述预设分类器进行训练得到新的分类器的步骤包括:

判断已标注类型的特征数据的数量,当数量达到设定阈值时,将已标注的特征数据作为样本数据输入预设分类器进行训练得到新的分类器。

6. 根据权利要求1所述的基于多分类器融合的睡眠状态检测方法,其特征在于,所述从所述脑电信号中提取相应的特征数据的步骤包括:

提取脑电信号的基线,计算所述基线的变化幅度;其中,所述变化幅度为基线最大值减去最小值;

在去掉基线后,对所述脑电信号进行小波分解,获得小波系数,并根据小波系数计算小波系数的特征参数;其中,所述特征参数包括小波系数的均值、方差、峭度系数和/或斜度系数;

在去掉基线后,计算脑电信号的LZ复杂度和样本熵;

将所述基线的变化幅度、小波系数的特征参数、LZ复杂度和样本熵设为所述特征数据。

7.根据权利要求6所述的基于多分类器融合的睡眠状态检测方法,其特征在于,还包括:

在小波重构中提取所述脑电信号 δ 波频段、 θ 波频段、 α 波频段和 β 波频段的信号;

分别计算脑电信号中 δ 波频段、 θ 波频段、 α 波频段、 β 波频段的能量在总能量中的比例;

分别计算在一帧的时间内,脑电信号中 δ 波频段、 θ 波频段、 α 波频段、 β 波频段能量最大的时间长度;

将所述比例和时间设为所述特征数据。

8.根据权利要求7所述的基于多分类器融合的睡眠状态检测方法,其特征在于,所述分别计算脑电信号中 δ 波频段、 θ 波频段、 α 波频段、 β 波频段的能量在总能量中的比例的步骤包括如下公式:

$$r_{\delta} = \sum (y_{\delta})^2 / p_{\text{total}}$$

$$r_{\theta} = \sum (y_{\theta})^2 / p_{\text{total}}$$

$$r_{\alpha} = \sum (y_{\alpha})^2 / p_{\text{total}}$$

$$r_{\beta} = \sum (y_{\beta})^2 / p_{\text{total}}$$

其中 $p_{\text{total}} = \sum (y_{\delta})^2 + \sum (y_{\theta})^2 + \sum (y_{\alpha})^2 + \sum (y_{\beta})^2$, y_{δ} , y_{θ} , y_{α} 和 y_{β} 分别表示重构后的 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号, r_{δ} , r_{θ} , r_{α} 和 r_{β} 分别代表 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号的能量在总能量的比例。

9.根据权利要求7所述的基于多分类器融合的睡眠状态检测方法,其特征在于,所述分别计算在一帧的时间内,脑电信号中 δ 波频段、 θ 波频段、 α 波频段、 β 波频段能量最大的时间长度的步骤包括如下公式:

$$c_{\delta} = \sum_{i=1}^{30} f_{\delta}^i, f_{\delta}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\delta}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\delta}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

$$c_{\theta} = \sum_{i=1}^{30} f_{\theta}^i, f_{\theta}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\theta}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\theta}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

$$c_{\alpha} = \sum_{i=1}^{30} f_{\alpha}^i, f_{\alpha}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\alpha}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\alpha}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

$$c_{\beta} = \sum_{i=1}^{30} f_{\beta}^i, f_{\beta}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\beta}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\beta}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

式中, c_{δ} , c_{θ} , c_{α} 和 c_{β} 表示 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号在当前帧内所占能量比例最大的时间长度, r_{δ}^i , r_{θ}^i , r_{α}^i , r_{β}^i 分别表示第*i*秒内 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号的能量在总能量的比例。

10.一种基于多分类器融合的睡眠状态检测系统,其特征在于,包括:

特征数据提取模块,用于采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号,根据睡眠状态识别的识别任务从所述脑电信号中提取相应的特征数据;

分类器融合检测模块,用于将所述特征数据分别输入预设分类器、检测器1~N进行检

测;其中,所述预设分类器检测用户的1~N种睡眠状态,检测器1~N分别对应检测用户的一种特定睡眠状态, $N \geq 2$;

结果判断和数据标注模块,用于若只有一个检测器的输出结果为真,则以该检测器的输出结果检测用户的睡眠状态,并对该特征数据进行类型标注;若有多个检测器的输出结果为真,或者全部检测器的输出结果均为假,则以预设分类器的输出结果检测用户的睡眠状态;

分类器训练和更新模块,用于利用标注的特征数据对所述预设分类器进行训练得到新的分类器,并利用该新的分类器取代所述预设分类器,检测用户的睡眠状态。

基于多分类器融合的睡眠状态检测方法和系统

技术领域

[0001] 本发明涉及辅助睡眠技术领域,特别是涉及一种基于多分类器融合的睡眠状态检测方法和系统。

背景技术

[0002] 在睡眠中,人体进行了自我放松及恢复的过程,因此良好的睡眠是保持身体健康的一项基本条件;但是由于工作压力大、生活作息不规律等原因,导致了部分人群的睡眠质量欠佳,表现为失眠、半夜惊醒等。

[0003] 目前市面上已经有一些设备来帮助人们入睡,提高睡眠质量。例如在某一特定睡眠状态下通过声音、光信号等人工干预,避免在熟睡状态下叫醒用户等。对于辅助睡眠的设备而言,为了真正达到提高用户睡眠质量的目的,正确的检测用户的睡眠状态是非常重要的。

[0004] 目前临床上主要采用多导睡眠图识别睡眠状态,主要是利用脑电信号来对睡眠进行分析,通过训练睡眠状态模型来识别被测者的睡眠状态,例如判断用户处于睡眠的哪个阶段,但由于脑电信号的个人特异性很强,并且强度很弱,在信号采集时极易被外界信号所干扰。因此一般预先训练出来的分类器对很多用户的检测存在误差,准确性难以得到保证。

发明内容

[0005] 基于此,有必要针对上述问题,提供一种基于多分类器融合的睡眠状态检测方法和系统,有效地提高预设分类器识别的准确性。

[0006] 一种基于多分类器融合的睡眠状态检测方法,包括:

[0007] 采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号,根据睡眠状态识别的识别任务从所述脑电信号中提取相应的特征数据;

[0008] 将所述特征数据分别输入预设分类器、检测器1~N进行检测;其中,所述预设分类器检测用户的1~N种睡眠状态,检测器1~N分别对应检测用户的一种特定睡眠状态, $N \geq 2$;

[0009] 若只有一个检测器的输出结果为真,则以该检测器的输出结果检测用户的睡眠状态,并对该特征数据进行类型标注;若有多个检测器的输出结果为真,或者全部检测器的输出结果均为假,则以预设分类器的输出结果检测用户的睡眠状态;

[0010] 利用标注的特征数据对所述预设分类器进行训练得到新的分类器,并利用该新的分类器取代所述预设分类器,检测用户的睡眠状态。

[0011] 一种基于多分类器融合的睡眠状态检测系统,包括:

[0012] 特征数据提取模块,用于采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号,根据睡眠状态识别的识别任务从所述脑电信号中提取相应的特征数据;

[0013] 分类器融合检测模块,用于将所述特征数据分别输入预设分类器、检测器1~N进行检测;其中,所述预设分类器检测用户的1~N种睡眠状态,检测器1~N分别对应检测用户的一种特定睡眠状态, $N \geq 2$;

[0014] 结果判断和数据标注模块,用于若只有一个检测器的输出结果为真,则以该检测器的输出结果检测用户的睡眠状态,并对该特征数据进行类型标注;若有多个检测器的输出结果为真,或者全部检测器的输出结果均为假,则以预设分类器的输出结果检测用户的睡眠状态;

[0015] 分类器训练和更新模块,用于利用标注的特征数据对所述预设分类器进行训练得到新的分类器,并利用该新的分类器取代所述预设分类器,检测用户的睡眠状态。

[0016] 上述基于多分类器融合的睡眠状态检测方法和系统,基于脑电信号的特征数据,在预设分类器基础上,进一步设置了针对多个睡眠状态的检测器1~N,融合分类器检测结果和多个检测器输出结果对特征数据进行类型标注,然后通过标注类型的特征数据输入预设分类器训练出新的分类器,取代原预设分类器,检测用户的睡眠状态。该方案可以在使用过程中训练出更加接近于用户个人特异性的分类器,可以提高分类器的准确率,增强睡眠状态检测的准确性。

附图说明

[0017] 图1为一个实施例的基于多分类器融合的睡眠状态检测方法的流程图;

[0018] 图2为滤波处理前后的脑电信号示意图;

[0019] 图3是多分类器融合检测器检测睡眠状态的示意图;

[0020] 图4为一个实施例的基于多分类器融合的睡眠状态检测系统结构示意图。

具体实施方式

[0021] 下面结合附图阐述本发明的基于多分类器融合的睡眠状态检测方法和系统的实施例。

[0022] 参考图1所示,图1为一个实施例的基于多分类器融合的睡眠状态检测方法的流程图,包括:

[0023] 步骤S101,采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号,根据睡眠状态识别的识别任务从所述脑电信号中提取相应的特征数据;

[0024] 在本步骤中,如在对用户进行辅助睡眠时,通过用户佩戴相关传感设备,检测用户的脑电信号,在采集脑电信号时,可以以30s为一帧进行采集。

[0025] 根据需要进行睡眠状态识别的任务,确定特征数据类型,从脑电信号中提取与之相应的特征数据;例如,要识别1~N种睡眠状态,提取用于进行这N种状态识别的特征数据。

[0026] 在一个实施例中,提取特征数据前,还可以对所采集的脑电信号进行滤波处理,滤除高频噪声和工频干扰。例如,脑电信号的有用信息多集中在0-100Hz的范围内,在采集过程中会掺入频率在该范围外的噪声,因此,可以通过滤波手段将其滤除。可以同带通滤波器滤除高频噪声,并设计一个陷波器(50/60Hz)来滤除工频干扰。

[0027] 参考图2所示,图2为滤波处理前后的脑电信号示意图,上图为原始信号,下图为经过滤波处理之后的信号,可以发现大部分的高频噪声已被滤除。

[0028] 对于提取特征数据的方案,本发明提供若干实施例,具体过程包括如下:

[0029] (1)提取脑电信号的基线,计算所述基线的变化幅度;其中,所述变化幅度为基线最大值减去最小值;

[0030] (2) 在去掉基线后, 对所述脑电信号进行小波分解, 获得小波系数, 并根据小波系数计算小波系数的特征参数; 其中, 所述特征参数包括小波系数的均值、方差、峭度系数和/或斜度系数;

[0031] 为了更好地分解出所述各种频率波形, 小波分解的层数与脑电信号的采样频率满足如下关系: $f = 2^{N+2}$, 其中, f 为脑电信号的采样频率, N 为小波分解的层数; 例如, 当信号的降采样率为 128Hz 时, 可以选择 4 层分解, 当信号的采样率为 256Hz 时, 则可以进行 5 层分解。

[0032] (3) 在去掉基线后, 计算脑电信号的 LZ 复杂度和样本熵;

[0033] 将所述基线的变化幅度、小波系数的特征参数、LZ 复杂度和样本熵设为所述特征数据;

[0034] 由上述实施例的方案, 作为信号特征的数据包括了基线的变化幅度、小波系数的特征参数、LZ 复杂度和样本熵等。

[0035] 进一步地, 还可以利用脑电信号的多个波段的波形来进行识别, 在小波重构中提取所述脑电信号 δ 波频段、 θ 波频段、 α 波频段和 β 波频段的信号; 根据频率的不同, 脑电信号是可以分为 4 种节律脑电波: δ 波 (1-3Hz), θ 波 (4-7Hz), α 波 (8-12Hz), β 波 (14-30Hz), 在此, 可以提取出这四种频段的信号后, 利用这些信号来计算相关特征, 具体方案可以如下:

[0036] (4) 分别计算脑电信号中 δ 波频段, θ 波频段, α 波频段, β 波频段的能量在总能量中的比例; 将该比例也作为特征数据输入分类器进行识别; 计算方法可以包括如下公式:

$$[0037] \quad r_{\delta} = \sum (y_{\delta})^2 / p_{\text{total}}$$

$$[0038] \quad r_{\theta} = \sum (y_{\theta})^2 / p_{\text{total}}$$

$$[0039] \quad r_{\alpha} = \sum (y_{\alpha})^2 / p_{\text{total}}$$

$$[0040] \quad r_{\beta} = \sum (y_{\beta})^2 / p_{\text{total}}$$

[0041] 其中 $p_{\text{total}} = \sum (y_{\delta})^2 + \sum (y_{\theta})^2 + \sum (y_{\alpha})^2 + \sum (y_{\beta})^2$, y_{δ} , y_{θ} , y_{α} 和 y_{β} 分别表示重构后的 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号, r_{δ} , r_{θ} , r_{α} 和 r_{β} 分别代表 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号的能量在总能量的比例。

[0042] (5) 分别计算在一帧的时间内, 脑电信号中 δ 波频段, θ 波频段, α 波频段, β 波频段能量最大的时间长度; 将该时间也作为特征数据输入分类器进行识别, 计算方法可以包括如下公式:

$$[0043] \quad c_{\delta} = \sum_{i=1}^{30} f_{\delta}^i, f_{\delta}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\delta}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\delta}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

$$[0044] \quad c_{\theta} = \sum_{i=1}^{30} f_{\theta}^i, f_{\theta}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\theta}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\theta}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

$$[0045] \quad c_{\alpha} = \sum_{i=1}^{30} f_{\alpha}^i, f_{\alpha}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\alpha}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\alpha}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

$$[0046] \quad c_{\beta} = \sum_{i=1}^{30} f_{\beta}^i, f_{\beta}^i = \begin{cases} 1, & \text{if } r_{\beta}^i = \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \\ 0, & \text{if } r_{\beta}^i \neq \max(r_{\delta}^i, r_{\theta}^i, r_{\alpha}^i, r_{\beta}^i) \end{cases}$$

[0047] 式中, c_{δ} , c_{θ} , c_{α} 和 c_{β} 表示 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号在当前帧内所占能量比例最大的时间长度, r_{δ}^i , r_{θ}^i , r_{α}^i , r_{β}^i 分别表示第 i 秒内 δ 频段、 θ 频段、 α 频段和 β 频段的信号的能量

量在总能量的比例。

[0048] 步骤S102,将所述特征数据分别输入预设分类器、检测器1~N进行检测;其中,所述预设分类器检测用户的1~N种睡眠状态,检测器1~N分别对应检测用户的一种特定睡眠状态, $N \geq 2$;

[0049] 对于上述预设分类器,可以是采用RBF核的SVM(Support Vector Machin,支持向量机)分类器,也可以采用神经网络、决策树的分类器。该分类器是通过其他样本数据训练得到。

[0050] 训练过程可以如下:

[0051] (1) 获取所述用户的特征数据,从两种类型的特征数据中分别随机抽取相同数量的样本作为训练数据,其余作为测试数据;

[0052] (2) 将所述训练数据输入支持向量机分类器或神经网络进行自学习,利用grid-test算法寻找识别率最高的参数,将该参数设为最优参数;

[0053] 对于支持向量机分类器,训练过程中采用网格测试方法选择最优的惩罚因子C和RBF核的参数 σ ;调节所述惩罚因子C和参数 σ ,将识别率最高时对应的参数设为最优参数;其中,惩罚因子C的取值范围可以为 $[2^{-2}, 2^{12}]$,所述参数 σ 的取值范围可以为 $[2^{-2}, 2^{10}]$;上述训练过程中,由于训练数据是从采集数据中随机抽取的,因此此过程可以重复若干次;

[0054] (3) 利用所述最优参数在训练数据中再运行一次,得到分类器;

[0055] (4) 利用所述测试数据在该分类器上进行测试准确率,测试完成后得到预设分类器。

[0056] 由于脑电信号的个人特异性很强,并且脑电信号的强度很弱,在信号采集时,极易被外界信号所干扰。因此,事先采集训练数据训练出来的分类器,对于部分测试数据来说其效果并不理想。

[0057] 基于上述现象,在本步骤中,设置了清醒状态和睡眠状态的二分类的检测器以对特征数据进行标注,进而通过标注的特征数据训练出符合个人特性的新分类器,以更新预设分类器,取代其用来检测用户的睡眠状态。

[0058] 上述检测器一般选取一定敏感度(sensitivity)的前提下,具有较高的准确度(precision)的检测器。

[0059] 另外,为了获得较为理想的检测器,第一检测器和第二检测器可以采用理想检测器,利用调整对应样本的惩罚因子的方法来训练所述第一检测器和第二检测器。

[0060] 实验结果表明,这两种检测器的敏感度均高于70%,准确度均高于95%。

[0061] 敏感度指的是所有第i类样本中,被准确识别的比例。精确度指的是在所有被识别成第i类的样本中,真实属于第i类的样本比例。

[0062] 在一个实施例中,对于预设分类器和检测器1~N的功能可以设置如下:

[0063] 所述预设分类器用于检测用户是否处于1~N种睡眠状态中的任一种,输出结果为“睡眠状态1”“睡眠状态2”、……或“睡眠状态N”;

[0064] 所述检测器1用于检测用户是否处于“睡眠状态1”的状态中,输出结果为“真”,反之则输出结果为“假”;

[0065] 所述检测器2用于检测用户是否处于“睡眠状态2”的状态中,输出结果为“真”,反之则输出结果为“假”;

[0066]

[0067] 所述检测器N用于检测用户是否处于“睡眠状态N”的状态中,输出结果为“真”,反之则输出结果为“假”。

[0068] 步骤S103,若只有一个检测器的输出结果为真,则以该检测器的输出结果检测用户的睡眠状态,并对该特征数据进行类型标注;若有多个检测器的输出结果为真,或者全部检测器的输出结果均为假,则以预设分类器的输出结果检测用户的睡眠状态;

[0069] 此步骤是基于预设分类器和检测器1~N的识别结果,对用户所处睡眠状态的判断方案。

[0070] 进一步的,依据以下检测策略进行判断:

[0071] (1)若检测器1~N的输出结果只有一个为“真”,其他检测器的输出结果均为“假”,则根据输出结果为“真”的检测器的输出结果检测用户的睡眠状态,将该检测器输出的特征数据的类型标注为相应的类型;

[0072] 上述方案中,对于特征数据类型的标注后,这些特征数据可以用于训练预设分类器,从而提高分类器的检测睡眠状态的准确性。

[0073] (2)若检测器1~N的输出结果中多于一个检测器的输出结果为“真”,或检测器1~N的所有输出结果均为“假”,则根据预设分类器的输出结果检测用户的睡眠状态,且不对检测器输出的特征数据进行标注;

[0074] 上述方案中,由于检测器无法检测,因此可以依据预设分类器的检测结果确定当前用户的睡眠状态,此时检测器1~N的输出特征数据不能用于提高预设分类器的训练样本,因此将其丢弃。

[0075] 步骤S104,利用标注的特征数据对所述预设分类器进行训练得到新的分类器,并利用该新的分类器取代所述预设分类器,检测用户的睡眠状态。

[0076] 在此步骤中,基于前述步骤S103中已标注的特征数据,将其作为样本输入到预设分类器中进行训练得到新的分类器,用这个新的分类器取代预设分类器,从而可以提高预设分类器的检测睡眠状态准确性。

[0077] 在实际应用中,随着用户的不断使用,可以持续触发,不断更新分类器,从而可以不断准确性,而且当应用到其他用户时,也可以重新训练出分类器,得到更适合该用户的分类器。

[0078] 在一个实施例中,在训练新的分类器时,首先判断已标注类型的特征数据的数量,当数量达到设定阈值时,将已标注的特征数据作为样本数据输入预设分类器进行训练得到新的分类器;

[0079] 通过以设定阈值,当收集到的标注类型的特征数据达到一定数量时,输入预设分类器进行训练,避免样本数量过低,训练效果不佳。

[0080] 参考图3所示,图3是多分类器融合检测器检测睡眠状态的示意图。标注过程中除了利用其他样本数据的较为平衡的预设分类器之外,还设计N个检测器,检测器1用于检测用户是否处于“睡眠状态1”、检测器2用于检测用户是否处于“睡眠状态2”的状态中,……,检测器N用于检测用户是否处于“睡眠状态N”的状态中。

[0081] 特征数据输入后分别进入预设分类器和检测器1~N;通过上述检测策略进行判断,输入用户当前的睡眠状态检测结果,对于标注数据类型的特征数据,输入至预设分类器

进行训练新的分类器,对于未标注数据类型的特征数据,检测后将其丢弃。

[0082] 本发明的基于多分类器融合的睡眠状态检测方法可以检测各种睡眠状态,例如,用来检测非眼快动睡眠的状态时,可以检测入睡期,浅睡期,中等睡眠期和深度睡眠期等四个状态,分别对应于检测器1、检测器2、检测器3和检测器4。

[0083] 参考图4所示,图4为一个实施例的基于多分类器融合的睡眠状态检测系统结构示意图,包括:

[0084] 特征数据提取模块101,用于采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号,根据睡眠状态识别的识别任务从所述脑电信号中提取相应的特征数据;

[0085] 分类器融合检测模块102,用于将所述特征数据分别输入预设分类器、检测器1~N进行检测;其中,所述预设分类器检测用户的1~N种睡眠状态,检测器1~N分别对应检测用户的一种特定睡眠状态, $N \geq 2$;

[0086] 结果判断和数据标注模块103,用于若只有一个检测器的输出结果为真,则以该检测器的输出结果检测用户的睡眠状态,并对该特征数据进行类型标注;若有多个检测器的输出结果为真,或者全部检测器的输出结果均为假,则以预设分类器的输出结果检测用户的睡眠状态;

[0087] 分类器训练和更新模块103,用于利用标注的特征数据对所述预设分类器进行训练得到新的分类器,并利用该新的分类器取代所述预设分类器,检测用户的睡眠状态。

[0088] 本发明的基于多分类器融合的睡眠状态检测系统与本发明的基于多分类器融合的睡眠状态检测方法一一对应,在上述基于多分类器融合的睡眠状态检测方法的实施例阐述的技术特征及其有益效果均适用于基于多分类器融合的睡眠状态检测系统的实施例中,特此声明。

[0089] 以上所述实施例的各技术特征可以进行任意的组合,为使描述简洁,未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述,然而,只要这些技术特征的组合不存在矛盾,都应当认为是本说明书记载的范围。

[0090] 以上所述实施例仅表达了本发明的几种实施方式,其描述较为具体和详细,但并不能因此而理解为对发明专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本发明的保护范围。因此,发明专利的保护范围应以所附权利要求为准。

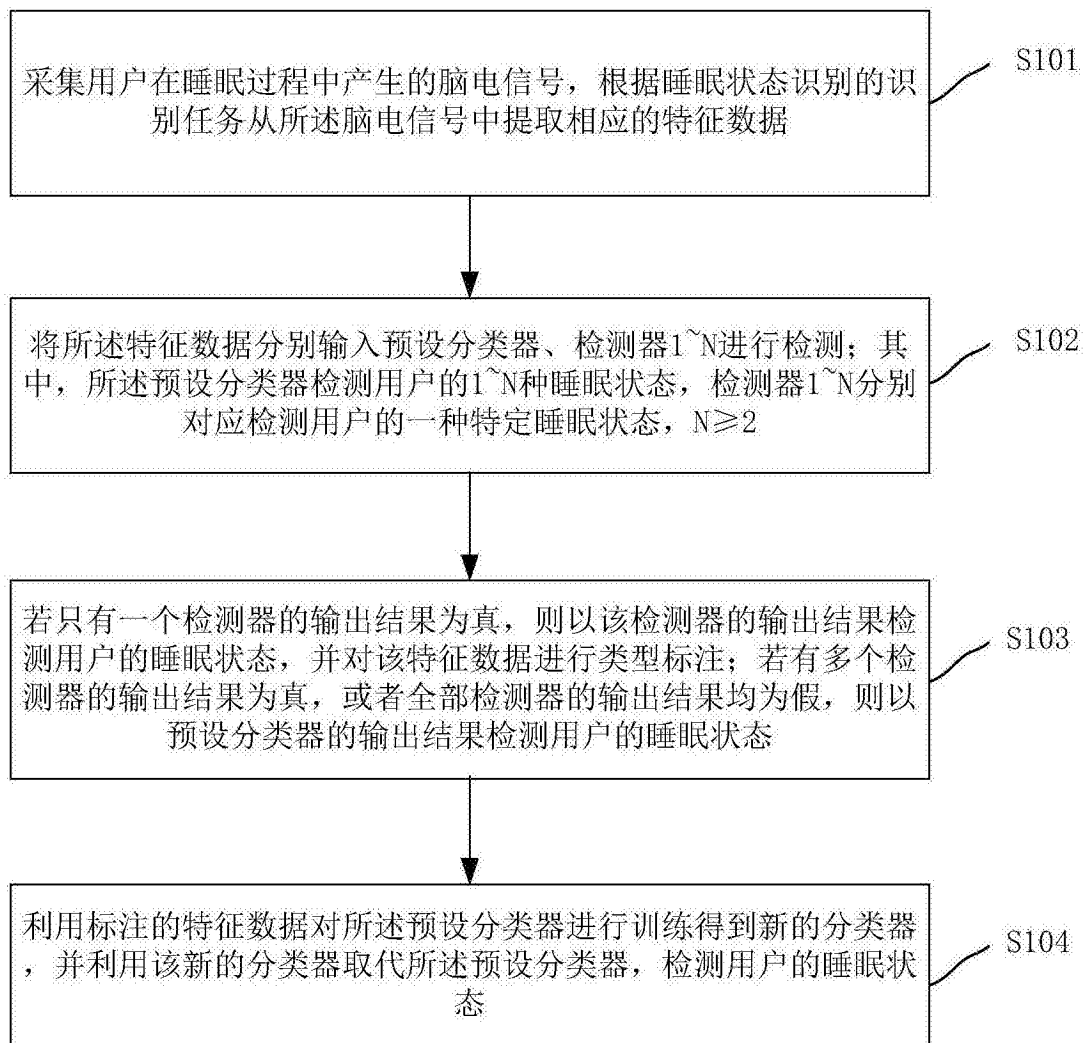


图1

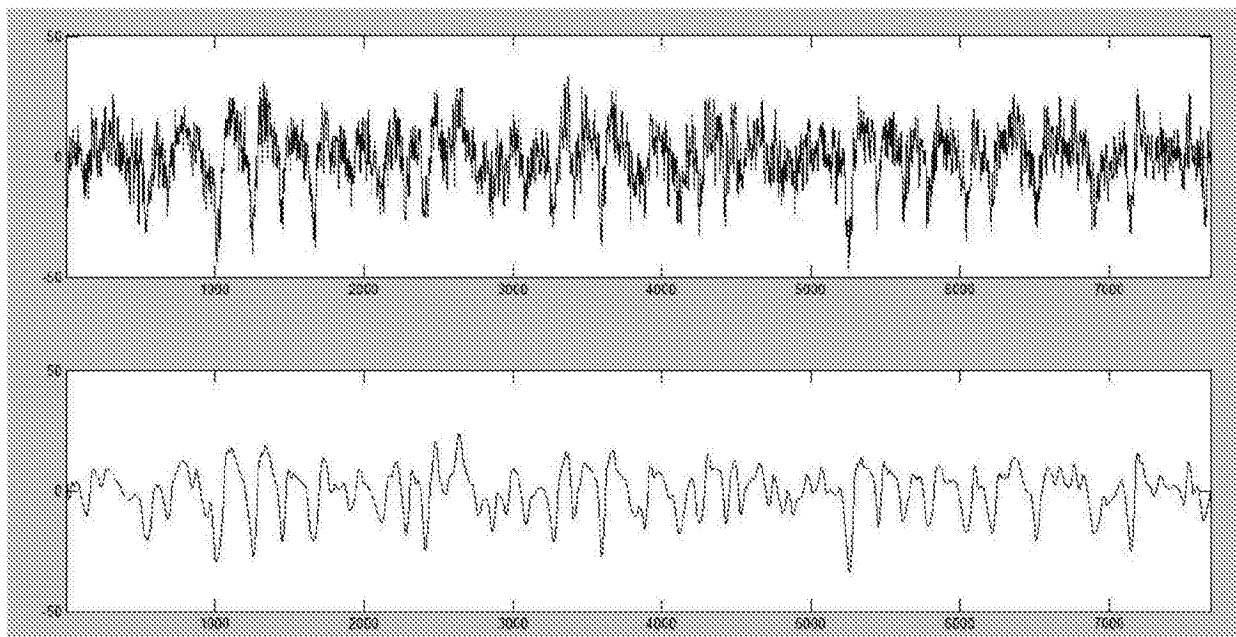


图2

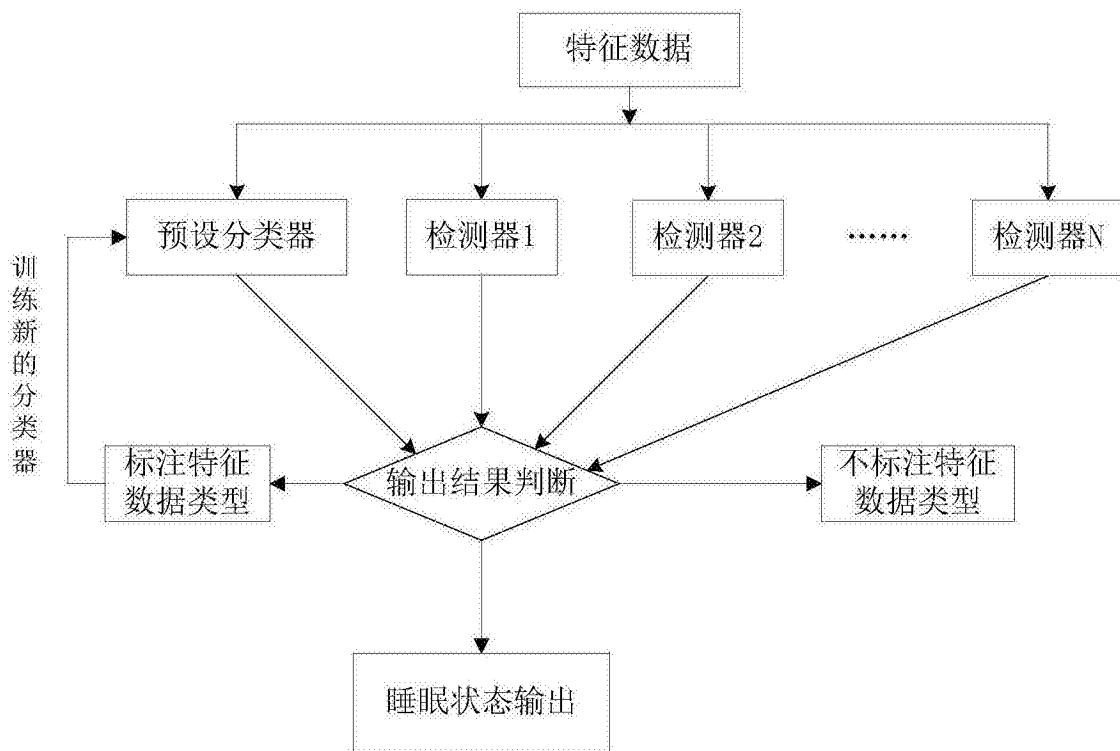


图3

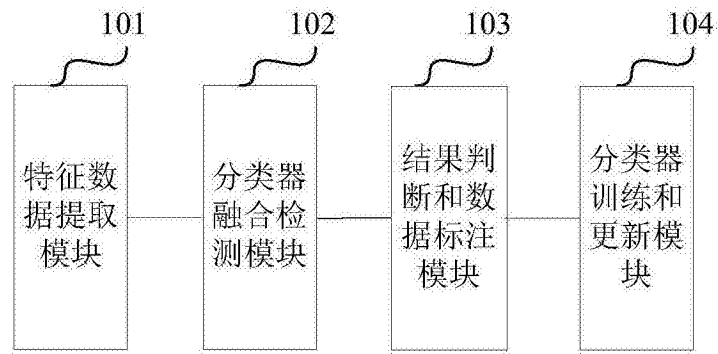


图4

专利名称(译)	基于多分类器融合的睡眠状态检测方法和系统		
公开(公告)号	CN106333680A	公开(公告)日	2017-01-18
申请号	CN201610843526.5	申请日	2016-09-21
[标]申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技股份有限公司		
申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技股份有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	广州视源电子科技股份有限公司		
[标]发明人	赵巍 胡静 韩志		
发明人	赵巍 胡静 韩志		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/4809 A61B5/4812 A61B5/4815 A61B5/72 A61B5/7203 A61B5/725 A61B5/7264 A61B5/7267		
代理人(译)	潘桂生		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及一种基于多分类器融合的睡眠状态检测方法和系统，其中所述方法包括：采集用户在睡眠过程中产生的脑电信号，根据睡眠状态识别的识别任务从所述脑电信号中提取相应的特征数据；将特征数据分别输入预设分类器、检测器1~N进行检测；若只有一个检测器的输出结果为真，则以该检测器的输出结果检测用户的睡眠状态，并对该特征数据进行类型标注；若有多个检测器的输出结果为真，或者全部检测器的输出结果均为假，则以预设分类器的输出结果检测用户的睡眠状态；利用标注的特征数据对所述预设分类器进行训练得到新的分类器，并利用该新的分类器取代所述预设分类器，检测用户的睡眠状态。本发明可以提高分类器的准确率，增强睡眠状态检测的准确性。

